

基于深度学习的植物纤维图像分类系统

阶段性进展汇报 - ResNet-50迁移学习初步探索

项目汇报

植物纤维识别项目组

2025 年 6 月 5 日

汇报大纲

- 1 项目概述
- 2 技术方案
- 3 实验结果
- 4 项目成果
- 5 总结与展望

项目背景与目标

- **研究背景：**植物纤维识别在材料科学、生物学研究具有重要意义
- **项目目标：**探索基于深度学习的植物纤维自动分类可行性
- **技术路线：**采用ResNet-50预训练模型进行迁移学习
- **当前阶段：**初步验证技术方案，识别关键挑战

探索重点

- 多模态图像融合（光镜+电镜）
- 小样本数据集的处理策略
- 类别不平衡问题的解决方案

数据集概况

数据集统计:

- 总图像数量: 295张
- 光镜图像: 147张 (49.8%)
- 电镜图像: 148张 (50.2%)
- 植物类别: 6种

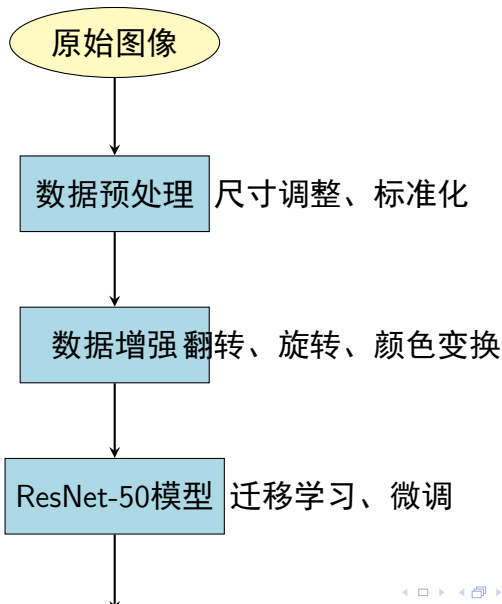
图像特征:

- 主要尺寸: 1600×1200像素
- 文件格式: TIFF、PNG
- 平均大小: 3.78MB

类别分布:

植物类别	图像数量
粽叶芦	65
怀槐	54
硬头黄	52
长叶水麻	49
鼠皮树	42
蒙古栎	33

系统架构设计



ResNet-50模型架构

网络结构:

- **骨干网络:** ResNet-50 (ImageNet预训练)
- **特征提取:** 2048维特征向量
- **分类头:** 全连接层 + Dropout
- **输出层:** 6类softmax分类

迁移学习策略:

- 冻结前期卷积层参数
- 微调后期特征层
- 重新训练分类头

模型参数

- 输入尺寸: $224 \times 224 \times 3$
- 批次大小: 32
- 学习率: 0.001
- 优化器: Adam
- 训练轮数: 50
- 权重衰减: $1e-4$

ResNet-50理论基础

为什么选择ResNet-50?

- 传统深度网络存在“梯度消失”问题：信息在反向传播时逐层衰减
- ResNet通过“跳跃连接”让信息可以直接传递到后面的层
- 就像给信息建了一条“高速公路”，避免拥堵

残差块的核心思想：

$$\mathbf{y} = \mathcal{F}(\mathbf{x}, \{W_i\}) + \mathbf{x}$$

输出 = 学到的变化 + 原始输入（这样即使学不到什么，至少能保持原样）

Bottleneck结构（降低计算量）：

- 1×1卷积 → 降维（减少通道数）
- 3×3卷积 → 特征提取（核心计算）
- 1×1卷积 → 升维（恢复通道数）

损失函数与优化策略

如何衡量模型的“错误程度”？

- 使用交叉熵损失：预测越准确，损失越小
- 当模型完全猜对时，损失为0；完全猜错时，损失很大

交叉熵损失函数：

$$\mathcal{L} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C y_{ij} \log(\hat{y}_{ij})$$

N =样本数量， C =类别数量， y_{ij} =真实标签， \hat{y}_{ij} =预测概率

Softmax：将输出转换为概率

$$\hat{y}_{ij} = \frac{\exp(z_{ij})}{\sum_{k=1}^C \exp(z_{ik})}$$

确保所有类别的预测概率加起来等于1

Adam优化器：智能调整学习步长

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{\mathbf{v}}_t} + \epsilon} \hat{\mathbf{m}}_t$$

数据处理策略

数据预处理：

- 图像尺寸标准化：224×224
- RGB格式转换
- ImageNet标准化
- 多格式支持
(TIFF/PNG/JPG)

数据集划分：

- 训练集：70%
- 验证集：15%
- 测试集：15%
- 分层采样保证类别平衡

数据增强：

- 随机水平/垂直翻转
- 随机旋转 ($\pm 30^\circ$)
- 颜色抖动变换
- 随机裁剪

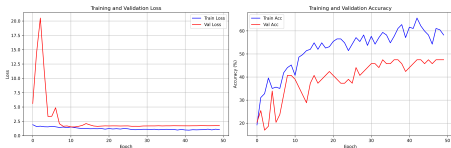
不平衡处理：

- 加权随机采样
- 类别权重调整
- 数据增强补偿

训练过程监控

训练观察：

- 训练损失下降较快
- 验证准确率提升有限
- 存在训练验证差距
- 收敛到局部最优



图：训练历史曲线

关键指标

- 最佳验证准确率：47.46%
- 测试集准确率：44.07%
- 训练时间：约33分钟

分类性能评估

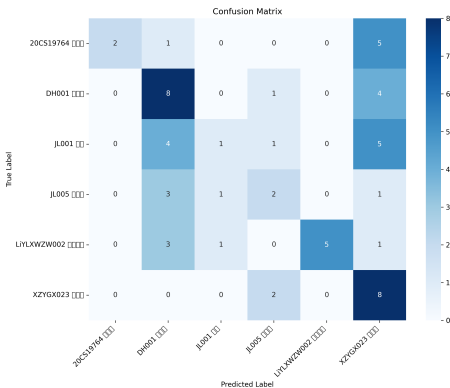


图: 混淆矩阵

性能分析（存在明显问题）:

- 整体准确率偏低(44.07%), 远未达到实用标准
- 各类别表现差异很大, 模型学习不充分
- 数据量不足是主要瓶颈(仅295张图像)
- 类别不平衡加剧了分类困难

评估指标

- 宏平均精确率: 57%
- 宏平均召回率: 42%
- 宏平均F1分数: 41%

数据集分析可视化

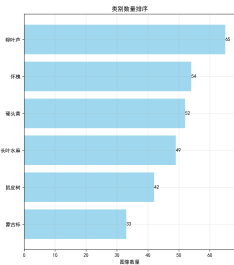
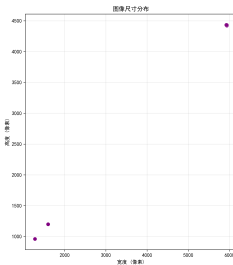
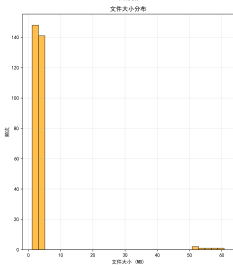
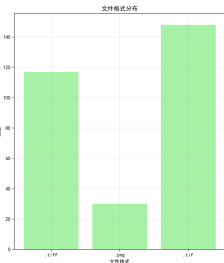
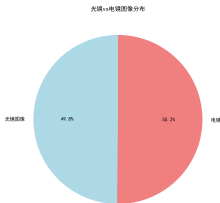
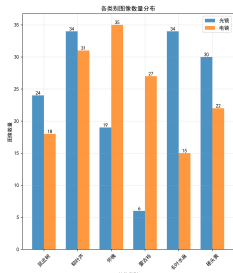


图: 数据集统计分析图表

项目交付物

核心代码模块:

- `train.py` - 模型训练脚本
- `predict.py` - 预测推理脚本
- `analyze_dataset.py` - 数据分析工具

配置文件:

- `config.json` - 训练参数配置
- `requirements.txt` - 依赖包列表
- `.gitignore` - 版本控制配置

模型文件:

- 训练好的ResNet-50模型
- 模型权重和配置信息
- 类别映射关系

分析报告:

- 数据集统计报告 (JSON)
- 训练历史可视化
- 混淆矩阵分析
- 性能评估报告

技术特色与创新

技术亮点

- **多模态融合**: 统一处理光镜和电镜图像, 提升模型泛化能力
- **迁移学习**: 充分利用ImageNet预训练权重, 加速收敛
- **数据增强**: 丰富的增强策略, 提高模型鲁棒性
- **不平衡处理**: 加权采样策略, 解决类别不平衡问题

工程实践

- **模块化设计**: 代码结构清晰, 易于维护和扩展
- **完整文档**: 详细的README和代码注释
- **可视化分析**: 丰富的图表和统计信息
- **自动化流程**: 一键训练和预测功能

项目总结

已完成工作

- ☐ 完成数据集收集和预处理
- ☐ 实现基于ResNet-50的分类模型
- ☐ 完成模型训练和性能评估
- ☐ 开发预测和分析工具
- ☐ 生成完整的项目文档

阶段性成果

- 完成了技术方案的初步验证
- 识别了数据不足等关键瓶颈
- 建立了基础的分类流水线
- 为后续改进提供了基准

当前挑战

下一步改进计划

紧急优先级 - 数据问题

- 扩大数据集：目标收集至少1000张图像
- 平衡类别分布：确保每类至少100张样本
- 提高数据质量：标注一致性检查

中期目标 - 技术优化

- 尝试更适合小样本的网络架构
- 改进数据增强策略
- 探索半监督学习方法
- 引入领域自适应技术

长期规划 - 系统完善

- 达到80%以上的实用准确率

开发用户友好的应用界面